



## (12) 发明专利申请



(10) 申请公布号 CN 119744421 A

(43) 申请公布日 2025. 04. 01

(21) 申请号 202380061367.1

(22) 申请日 2023.07.17

(30) 优先权数据

10-2022-0107724 2022.08.26 KR

(85) PCT国际申请进入国家阶段日

2025.02.21

(86) PCT国际申请的申请数据

PCT/KR2023/010178 2023.07.17

(87) PCT国际申请的公布数据

W02024/043531 KO 2024.02.29

(71) 申请人 高丽大学校产学协力团

地址 韩国首尔

(72) 发明人 金泰勋 赵镛元 卞俊炯

(74) 专利代理机构 北京东方亿思知识产权代理  
有限责任公司 11258

专利代理师 金美莲

(51) Int.Cl.

G16H 50/70 (2006.01)

G16H 30/20 (2006.01)

G16H 30/40 (2006.01)

G16H 50/20 (2006.01)

G16H 50/30 (2006.01)

G06V 10/70 (2006.01)

A61B 1/233 (2006.01)

A61B 1/00 (2006.01)

A61B 6/03 (2006.01)

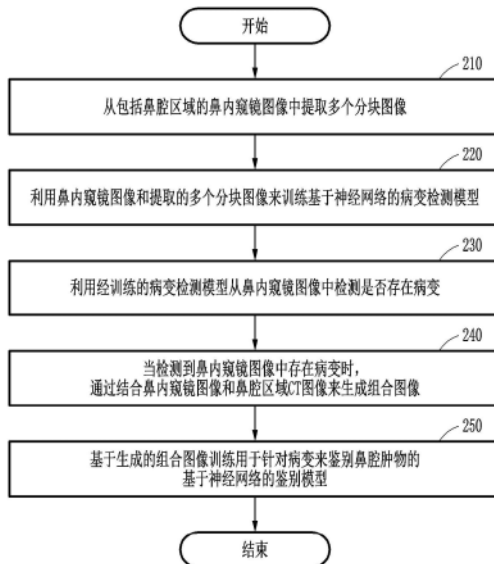
权利要求书3页 说明书9页 附图5页

## (54) 发明名称

鼻腔肿物鉴别模型的训练方法和训练装置、  
鼻腔肿物鉴别方法和装置

## (57) 摘要

本发明公开了一种鼻腔肿物鉴别模型的训练方法和训练装置。鼻腔肿物鉴别模型的训练方法包括以下步骤：从包括鼻腔区域的鼻内窥镜图像中提取多个分块图像；利用所述鼻内窥镜图像和所述提取的多个分块图像来训练基于神经网络的病变检测模型；利用所述经训练的病变检测模型从所述鼻内窥镜图像中检测是否存在病变；当检测到所述鼻内窥镜图像中存在所述病变时，通过结合所述鼻内窥镜图像和所述鼻腔区域的计算机断层扫描(CT)图像来生成组合图像；以及基于所述生成的组合图像训练用于针对所述病变来鉴别鼻腔肿物的基于神经网络的鉴别模型。



1. 一种鼻腔肿物鉴别模型的训练方法,其特征在于,包括以下步骤:  
从包括鼻腔区域的鼻内窥镜图像中提取多个分块图像;  
利用所述鼻内窥镜图像和所述提取的多个分块图像来训练基于神经网络的病变检测模型;  
利用所述经训练的病变检测模型从所述鼻内窥镜图像中检测是否存在病变;  
当检测到所述鼻内窥镜图像中存在所述病变时,通过结合所述鼻内窥镜图像和所述鼻腔区域的计算机断层扫描(CT)图像来生成组合图像;以及  
基于所述生成的组合图像训练用于针对所述病变来鉴别鼻腔肿物的基于神经网络的鉴别模型。
2. 根据权利要求1所述的训练方法,其特征在于,所述鼻内窥镜图像对应于包括所述鼻腔区域的整体图像,所述分块图像对应于所述整体图像的部分图像。
3. 根据权利要求1所述的训练方法,其特征在于,所述提取步骤包括以下步骤:  
通过从所述鼻内窥镜图像的整个区域中随机裁剪部分区域,从所述鼻内窥镜图像中提取与所述部分区域对应的所述多个分块图像。
4. 根据权利要求1所述的训练方法,其特征在于,还包括以下步骤:  
当所述鼻内窥镜图像中设置了病变区域的中心时,通过基于所述病变区域的中心裁剪部分区域,从所述鼻内窥镜图像中提取与所述部分区域对应的所述多个分块图像。
5. 根据权利要求1所述的训练方法,其特征在于,还包括以下步骤:  
对所述提取的分块图像和所述鼻内窥镜图像中的至少一个执行包括放大尺寸、缩小尺寸、旋转和移位中至少一个的图像处理,  
训练所述病变检测模型的步骤,包括以下步骤:  
基于经过所述图像处理的至少一个所述经提取的分块图像以及所述鼻内窥镜图像,训练所述病变检测模型。
6. 根据权利要求1所述的训练方法,其特征在于,所述病变检测模型区分所述鼻内窥镜图像是包括病变区域的病变图像还是不包括病变区域的常规图像。
7. 根据权利要求1所述的训练方法,其特征在于,训练所述病变检测模型的步骤,包括以下步骤:  
向所述鼻内窥镜图像和所述经提取的多个分块图像中的至少一个中包括的鼻腔区域的纹理和形状分配权重;以及  
基于所述经加权的鼻腔区域的纹理和形状来使得所述病变检测模型得到循环学习。
8. 根据权利要求1所述的训练方法,其特征在于,所述鉴别模型将所述病变区分为鼻息肉、内翻性乳头状瘤和正常组织中的任一种。
9. 一种鼻腔肿物鉴别方法,其特征在于,

包括以下步骤:

从包括鼻腔区域的鼻内窥镜图像中提取多个分块图像;

使用病变检测模型基于所述鼻内窥镜图像和所述多个分块图像中的至少一个来检测是否存在病变;

当检测到所述鼻内窥镜图像中存在所述病变时,通过结合所述鼻内窥镜图像和所述鼻腔区域的计算机断层扫描(CT)图像来生成组合图像;以及

利用基于神经网络的鉴别模型基于所述生成的组合图像来鉴别所述病变的鼻腔肿物。

10. 根据权利要求9所述的鼻腔肿物鉴别方法,其特征在于,

所述鼻内窥镜图像对应于包括所述鼻腔区域的整体图像,

所述分块图像对应于所述整体图像的部分图像。

11. 根据权利要求9所述的鼻腔肿物鉴别方法,其特征在于,

所述提取步骤包括以下步骤:

通过从所述鼻内窥镜图像的整个区域中随机裁剪部分区域,从所述鼻内窥镜图像中提取与所述部分区域对应的所述多个分块图像。

12. 根据权利要求9所述的鼻腔肿物鉴别方法,其特征在于,

所述病变检测模型是利用鼻内窥镜图像和多个分块图像来得到训练,并且在经训练后区分鼻内窥镜图像是包括病变区域的病变图像还是不包括病变区域的常规图像。

13. 根据权利要求9所述的鼻腔肿物鉴别方法,其特征在于,

所述病变检测模型向鼻内窥镜图像和多个分块图像中的至少一个中包括的鼻腔区域的纹理和形状分配权重,并基于所述经加权的鼻腔区域的纹理和形状得到循环学习。

14. 根据权利要求9所述的鼻腔肿物鉴别方法,其特征在于,

所述鉴别模型基于结合鼻内窥镜图像和鼻腔区域CT图像生成的组合图像得到训练,并在经训练后将所述病变区分为鼻息肉、内翻性乳头状瘤和正常组织中的任一种。

15. 一种鼻腔肿物鉴别模型的训练装置,其特征在于,

包括:

图像预处理部,其从包括鼻腔区域的鼻内窥镜图像中提取多个分块图像;

病变检测模型训练部,其利用所述鼻内窥镜图像和所述提取的多个分块图像来训练基于神经网络的病变检测模型;

检测部,其利用所述经训练的病变检测模型从所述鼻内窥镜图像中检测是否存在病变;

组合图像生成部,当检测到所述鼻内窥镜图像中存在所述病变时,其通过结合所述鼻内窥镜图像和所述鼻腔区域的计算机断层扫描(CT)图像来生成组合图像;以及

鉴别模型训练部,其基于所述生成的组合图像训练用于针对所述病变来鉴别鼻腔肿物的基于神经网络的鉴别模型。

16. 根据权利要求15所述的训练装置,其特征在于,

所述图像预处理部通过从所述鼻内窥镜图像的整个区域中随机裁剪部分区域,从所述鼻内窥镜图像中提取与所述部分区域对应的所述多个分块图像。

17. 根据权利要求15所述的训练装置,其特征在于,

当所述鼻内窥镜图像中设置了病变区域的中心时,所述图像预处理部通过基于所述病

变区域的中心裁剪部分区域,从所述鼻内窥镜图像中提取与所述部分区域对应的所述多个分块图像。

18.根据权利要求15所述的训练装置,其特征在于,

所述病变检测模型训练部向所述鼻内窥镜图像和所述经提取的多个分块图像中的至少一个中包括的鼻腔区域的纹理和形状分配权重,

并基于所述经加权的鼻腔区域的纹理和形状来使得所述病变检测模型得到循环学习。

19.一种鼻腔肿物鉴别装置,其特征在于,

包括:

图像预处理部,其从包括鼻腔区域的鼻内窥镜图像中提取多个分块图像;

检测部,其使用病变检测模型基于所述鼻内窥镜图像和所述多个分块图像中的至少一个来检测是否存在病变;

组合图像生成部,当检测到所述鼻内窥镜图像中存在所述病变时,其通过结合所述鼻内窥镜图像和所述鼻腔区域的计算机断层扫描(CT)图像来生成组合图像;以及

鼻腔肿物鉴别部,其利用基于神经网络的鉴别模型基于所述生成的组合图像来鉴别所述病变的鼻腔肿物。

20.根据权利要求19所述的鼻腔肿物鉴别装置,其特征在于,

所述病变检测模型向鼻内窥镜图像和多个分块图像中的至少一个中包括的鼻腔区域的纹理和形状分配权重,并基于所述经加权的鼻腔区域的纹理和形状得到循环学习。

## 鼻腔肿物鉴别模型的训练方法和训练装置、鼻腔肿物鉴别方法和装置

### 技术领域

[0001] 本发明的实施例涉及一种鼻腔肿物鉴别模型的训练技术以及鼻腔肿物鉴别技术。

### 背景技术

[0002] 内翻性乳头状瘤若错过最佳治疗时期,可能破坏周围组织,还会诱发恶变,需要及时诊断以确保适时妥善治疗。然而,鼻息肉(Nasal polyp)和内翻性乳头状瘤(inverted papilloma)外观相似,临床检查中难以鉴别。目前检测鼻腔病变的常规技术存在准确性低的局限性。因此,亟需研究克服上述限制。

### 发明内容

[0003] 解决问题的技术方案

[0004] 根据一实施例的鼻腔肿物鉴别模型的训练方法,包括以下步骤:从包括鼻腔区域的鼻内窥镜图像中提取多个分块图像;利用所述鼻内窥镜图像和所述提取的多个分块图像来训练基于神经网络的病变检测模型;利用所述经训练的病变检测模型从所述鼻内窥镜图像中检测是否存在病变;当检测到所述鼻内窥镜图像中存在所述病变时,通过结合所述鼻内窥镜图像和所述鼻腔区域的计算机断层扫描(computerized tomography,CT)图像来生成组合图像;以及基于所述生成的组合图像训练用于针对所述病变来鉴别鼻腔肿物(nasal cavity masses)的基于神经网络的鉴别模型。

[0005] 所述鼻内窥镜图像对应于包括所述鼻腔区域的整体图像,所述分块图像对应于所述整体图像的部分图像。

[0006] 所述提取步骤包括以下步骤:通过从所述鼻内窥镜图像的整个区域中随机裁剪部分区域,从所述鼻内窥镜图像中提取与所述部分区域对应的所述多个分块图像。

[0007] 根据一实施例的训练方法,还包括以下步骤:当所述鼻内窥镜图像中设置了病变区域的中心时,通过基于所述病变区域的中心裁剪部分区域,从所述鼻内窥镜图像中提取与所述部分区域对应的所述多个分块图像。

[0008] 根据一实施例的训练方法,还包括以下步骤:对所述提取的分块图像和所述鼻内窥镜图像中的至少一个执行包括放大尺寸、缩小尺寸、旋转和移位(shifting)中至少一个的图像处理,训练所述病变检测模型的步骤,包括以下步骤:基于经过所述图像处理的至少一个所述经提取的分块图像以及所述鼻内窥镜图像,训练所述病变检测模型。

[0009] 所述病变检测模型区分所述鼻内窥镜图像是包括病变区域的病变图像还是不包括病变区域的常规图像。

[0010] 训练所述病变检测模型的步骤,包括以下步骤:向所述鼻内窥镜图像和所述经提取的多个分块图像中的至少一个中包括的鼻腔区域的纹理(texture)和形状(shape)分配权重;以及基于所述经加权的鼻腔区域的纹理和形状来使得所述病变检测模型得到循环学习(curriculum learning)。

[0011] 所述鉴别模型将所述病变区分为鼻息肉(nasal polyps)、内翻性乳头状瘤(inverted papilloma)和正常组织(normal tissue)中的任一种。

[0012] 根据一实施例的鼻腔肿物鉴别方法,包括以下步骤:从包括鼻腔区域的鼻内窥镜图像中提取多个分块图像;使用病变检测模型基于所述鼻内窥镜图像和所述多个分块图像中的至少一个来检测是否存在病变;当检测到所述鼻内窥镜图像中存在所述病变时,通过结合所述鼻内窥镜图像和所述鼻腔区域的计算机断层扫描(CT)图像来生成组合图像;以及利用基于神经网络的鉴别模型基于所述生成的组合图像来鉴别所述病变的鼻腔肿物。

[0013] 所述鼻内窥镜图像对应于包括所述鼻腔区域的整体图像,所述分块图像对应于所述整体图像的部分图像。

[0014] 所述提取步骤包括以下步骤:通过从所述鼻内窥镜图像的整个区域中随机裁剪部分区域,从所述鼻内窥镜图像中提取与所述部分区域对应的所述多个分块图像。

[0015] 所述病变检测模型是利用鼻内窥镜图像和多个分块图像来得到训练,并且在经训练后区分鼻内窥镜图像是包括病变区域的病变图像还是不包括病变区域的常规图像。

[0016] 所述病变检测模型向鼻内窥镜图像和多个分块图像中的至少一个中包括的鼻腔区域的纹理(texture)和形状(shape)分配权重,并基于所述经加权的鼻腔区域的纹理和形状得到循环学习。

[0017] 所述鉴别模型基于结合鼻内窥镜图像和鼻腔区域CT图像生成的组合图像得到训练,并在经训练后将所述病变区分为鼻息肉(nasal polyps)、内翻性乳头状瘤(inverted papilloma)和正常组织(normal tissue)中的任一种。

[0018] 根据一实施例的鼻腔肿物鉴别模型的训练装置,包括:图像预处理部,其从包括鼻腔区域的鼻内窥镜图像中提取多个分块图像;病变检测模型训练部,其利用所述鼻内窥镜图像和所述提取的多个分块图像来训练基于神经网络的病变检测模型;检测部,其利用所述经训练的病变检测模型从所述鼻内窥镜图像中检测是否存在病变;组合图像生成部,当检测到所述鼻内窥镜图像中存在所述病变时,通过结合所述鼻内窥镜图像和所述鼻腔区域的计算机断层扫描(computerized tomograph,CT)图像来生成组合图像;以及鉴别模型训练部,其基于所述生成的组合图像训练用于针对所述病变来鉴别鼻腔肿物(nasal cavity masses)的基于神经网络的鉴别模型。

[0019] 所述图像预处理部通过从所述鼻内窥镜图像的整个区域中随机裁剪部分区域,从所述鼻内窥镜图像中提取与所述部分区域对应的所述多个分块图像。

[0020] 当所述鼻内窥镜图像中设置了病变区域的中心时,所述图像预处理部通过基于所述病变区域的中心裁剪部分区域,从所述鼻内窥镜图像中提取与所述部分区域对应的所述多个分块图像。

[0021] 所述病变检测模型训练部向所述鼻内窥镜图像和所述经提取的多个分块图像中的至少一个中包括的鼻腔区域的纹理(texture)和形状(shape)分配权重,并基于所述经加权的鼻腔区域的纹理和形状来使得所述病变检测模型得到循环学习(curriculum learning)。

[0022] 根据一实施例的鼻腔肿物鉴别装置,包括:图像预处理部,其从包括鼻腔区域的鼻内窥镜图像中提取多个分块图像;检测部,其使用病变检测模型基于所述鼻内窥镜图像和所述多个分块图像中的至少一个来检测是否存在病变;组合图像生成部,当检测到所述鼻

内窥镜图像中存在所述病变时,其通过结合所述鼻内窥镜图像和所述鼻腔区域的计算机断层扫描(CT)图像来生成组合图像;以及鼻腔肿物鉴别部,其利用基于神经网络的鉴别模型基于所述生成的组合图像来鉴别所述病变的鼻腔肿物。

[0023] 所述病变检测模型向鼻内窥镜图像和多个分块图像中的至少一个中包括的鼻腔区域的纹理(texture)和形状(shape)分配权重,并基于所述经加权的鼻腔区域的纹理和形状得到循环学习(curriculum learning)。

[0024] 发明效果

[0025] 根据一实施例,首先基于鼻内窥镜图像检测是否存在病变,然后基于CT图像和鼻内窥镜图像两者对病变进行鼻腔肿物鉴别,由此来提高鼻腔肿物鉴别的准确性。

[0026] 根据一实施例,通过基于神经网络的模型来对通常鉴别难度大的鼻腔肿物进行鉴别,可实现鼻腔肿物鉴别的自动化和便利性,提高鉴别准确性。

[0027] 根据一实施例,可以辅助鼻腔肿物诊断,帮助临床医生诊断鼻内窥镜图像,由此通过准确诊断来避免不必要的治疗。

## 附图说明

[0028] 图1是根据一实施例的鼻腔肿物鉴别系统的示意图。

[0029] 图2是说明根据一实施例的鼻腔肿物鉴别模型的训练方法的流程图。

[0030] 图3是说明根据一实施例的鼻腔肿物鉴别方法的流程图。

[0031] 图4是说明根据一实施例的从鼻内窥镜图像中提取多个分块图像(patch image)的过程的附图。

[0032] 图5是说明根据另一实施例的病变检测模型的附图。

[0033] 图6是根据一实施例的训练装置的结构图。

[0034] 图7是根据一实施例的鼻腔肿物鉴别装置的结构图。

## 具体实施方式

[0035] 对实施例的特定结构或功能的说明仅作为示例,实施例可以实现为不同形式。实际实现方式并不受限于公开的特定实施例,本说明书的范围包括通过实施例说明的技术思想内的所有变更、其等同物乃至其替代物。

[0036] 第一或第二等术语可用于说明不同的构成要素,但仅用于将一个构成要素区别于其他构成要素。例如,第一构成要素可以被命名为第二构成要素,类似地,第二构成要素同样可以被命名为第一构成要素。

[0037] 当说明一个构成要素“连接”另一个构成要素时,可以是直接连接或接触其他构成要素,也可以是在它们之间存在其他构成要素。

[0038] 在内容中没有特别说明的情况下,单数形式“一”、“一种”和“该”旨在还包括复数形式。在本说明书中,“包括/包括有”和/或“包含/包含有”等术语用于表达存在所陈述的特征、数字、步骤、操作、元件、和/或部件,但并不排除存在或者附加存在一个或更多个其他特征、数字、步骤、操作、元件、部件、和/或其组合的可能性。

[0039] 在没有其他定义的情况下,包括本文使用的技术或者科学术语在内的全部术语,都具有示例所属领域的普通技术人员所理解的通常含义。通常使用的如词典定义的术语,

应理解为相关技术内容中的含义,在本说明书中没有明确定义的情况下,不应解释为理想化或过于形式化的含义。

[0040] 在参照附图对示例进行说明的过程中,相同的部件使用相同的附图标记,并省略重复说明。在说明示例实施例的过程中,当判断对于相关公知的结构或功能的具体说明会对本公开造成不必要地混淆时,省略其具体说明。

[0041] 图1是根据一实施例的鼻腔肿物鉴别系统的示意图。

[0042] 本说明书中说明的鼻腔肿物鉴别系统基于鼻内窥镜图像来检测是否存在病变,当检测到存在病变时,其可基于鼻内窥镜图像和CT图像来鉴别病变类型。本说明书所述的鼻腔肿物鉴别系统可以同时使用鼻内窥镜图像和CT图像来鉴别鼻腔肿物,可以提高鼻腔肿物鉴别的准确性。

[0043] 参照图1,鼻腔肿物鉴别系统120可包括病变检测模型140和鉴别模型150。病变检测模型140和鉴别模型150可以是基于深度学习的神经网络模型,并且可以使用循环学习、转移学习和监督学习中的至少一种来进行训练。

[0044] 病变检测模型140可以接收鼻内窥镜图像110输入。其中,鼻内窥镜图像110可以经过图像预处理。病变检测模型140可以基于鼻内窥镜图像110来检测是否存在病变。当病变检测模型140基于鼻内窥镜图像110检测到存在病变时,鉴别模型150可接收输入的鼻内窥镜图像和鼻腔区域CT图像。这里,可以将鼻内窥镜图像和鼻腔区域CT图像组合成组合图像。鉴别模型150可基于鼻内窥镜图像和鼻腔区域CT图像输出鉴别结果160。鉴别结果160可将病变区分为鼻息肉、内脏乳头状瘤和正常组织中的任一种。另外,鉴别结果160可以包括病变分别是鼻息肉、内脏乳头状瘤和正常组织中任一种的概率值。

[0045] 图2是说明根据一实施例的鼻腔肿物鉴别模型的训练方法的流程图。

[0046] 参照图2,在步骤210中,训练装置从包括鼻腔区域的鼻内窥镜图像中提取多个分块图像。这里,鼻内窥镜图像可以对应于包括鼻腔区域的整体图像,并且作为学习数据可以被分类为学习集、调优集(tuning set)和测试集。将鼻内窥镜图像分类为训练集、调优集和测试集的比例可以是训练集7、调优集1和测试集2,并且可以随机划分。被分类为学习集的鼻内窥镜图像可用于训练下面将说明的病变检测模型和鉴别模型中的至少一个。被分类为调优集的鼻内窥镜图像可用于调优参数,以提高基于分类为学习集的鼻内窥镜图像得到训练的病变检测模型和鉴别模型中至少一个的性能。另外,被分类为测试集的鼻内窥镜图像可用于测试病变检测模型和鉴别模型中的至少一个的性能。鼻内窥镜图像的分类不限于本文示例的内容。

[0047] 分块图像可以对应于整体图像的部分图像或鼻内窥镜图像的部分图像。训练装置从鼻内窥镜图像中提取多个分块图像的过程可以被称作图像预处理过程。在一实施例中,训练装置通过从鼻内窥镜图像的整个区域中随机裁剪(crop)部分区域,从鼻内窥镜图像中提取与部分区域对应的多个分块图像。

[0048] 另外,在另一实施例中,当鼻内窥镜图像中设置了病变区域的中心时,训练装置通过基于病变区域的中心裁剪部分区域,从鼻内窥镜图像中提取与部分区域对应的多个分块图像。例如,当基于由医务人员输入的用户输入或用户选择在鼻内窥镜图像中设置了病变区域的中心时,训练装置可通过裁剪包括设置为病变区域中心的中心的部分区域,从鼻内窥镜图像中提取与部分区域相对应的多个分块图像。

[0049] 在一实施例中,训练装置可以对提取的分块图像和鼻内窥镜图像中的至少一个执行包括放大尺寸、缩小尺寸、旋转和移位(shifting)中至少一个的图像处理,由此实现图像预处理。

[0050] 在步骤220中,训练装置可以利用鼻内窥镜图像和提取的多个分块图像来训练基于神经网络的病变检测模型。训练装置可以基于经过图像处理的至少一个经提取的分块图像以及鼻内窥镜图像来训练病变检测模型。训练装置可以向鼻内窥镜图像和经提取的多个分块图像中的至少一个中包括的鼻腔区域的纹理(texture)和形状(shape)分配权重。例如,训练装置的病变检测模型可以被设计为学习鼻内窥镜图像的纹理和形状,由此通过融合鼻内窥镜图像的局部信息和全局信息来检测是否存在病变。这里,局部信息可以包括通过局部信息获得的特定信息,全局信息可以包括病变的整体形状和纹理。

[0051] 训练装置可以向基于预定标准被确定为具有特征的鼻腔区域的纹理和形状分配权重。训练装置可以基于经加权的鼻腔区域的纹理和形状来使得病变检测模型得到循环学习(curriculum learning)。训练装置通过对鼻腔区域的纹理和形状赋予权重,在训练病变检测模型的过程中反映各种病变的纹理和形状。

[0052] 在另一实施例中,训练装置可以根据通过以病变区域中心为基准裁剪部分区域而提取的分块图像来训练病变检测模型,此时,可以执行基于病变中心的循环学习。基于病变中心的循环学习可基于有限的医学数据集(鼻内窥镜图像或其他)训练深度学习模型并解释病变的位置和特征。

[0053] 在步骤230中,训练装置可以利用经训练的病变检测模型从鼻内窥镜图像中检测是否存在病变。在一实施例中,训练装置区分鼻内窥镜图像是包括病变区域的病变图像还是不包括病变区域的常规图像。当确定鼻内窥镜图像是包括病变区域的病变图像时,训练装置可检测鼻内窥镜图像中存在病变。

[0054] 当检测到鼻内窥镜图像中存在病变时,训练装置可以从鼻内窥镜图像中获取包括病变的区域并进行划分。在步骤240中,训练装置通过结合鼻内窥镜图像与鼻腔区域计算机断层扫描(computerized tomography,CT)图像来生成组合图像。

[0055] 在步骤250中,训练装置基于生成的组合图像训练用于针对病变来鉴别鼻腔肿物(nasal cavity masses)的基于神经网络的鉴别模型。鉴别模型可以将病变区分为鼻息肉(nasal polyps)、内翻性乳头状瘤(inverted papilloma)和正常组织(normal tissue)中的任一种。在一实施例中,训练装置可以使用组合图像基于转移学习和循环学习中的至少一种来训练鉴别模型。

[0056] 本说明书中说明的训练装置可以训练鼻腔肿物鉴别模型,该鼻腔肿物鉴别模型可以使用三维CT图像和二维鼻内窥镜图像两者来更准确地鉴别鼻腔肿物。

[0057] 经训练的病变检测模型和鉴别模型中至少一个的注意机制(attention mechanism)能与经验丰富的耳鼻喉科医生在鼻内窥镜检查期间关注的局部病变相关区域一致。

[0058] 图3是说明根据一实施例的鼻腔肿物鉴别方法的流程图。

[0059] 参照图3,在步骤310中,鼻腔肿物鉴别装置可从包括鼻腔区域的鼻内窥镜图像中提取多个分块图像。步骤310可以类似于图2中详细说明了的步骤210。鼻内窥镜图像对应于包括鼻腔区域的整体图像,分块图像对应于整体图像的部分图像。

[0060] 鼻腔肿物鉴别装置可通过从鼻内窥镜图像的整个区域中随机裁剪部分区域,从鼻内窥镜图像中提取与部分区域对应的多个分块图像。另外,在另一实施例中,当基于由医务人员输入的用户输入或用户选择在鼻内窥镜图像中设置了病变区域的中心时,可通过裁剪包括被设置为病变区域中心的中心的部分区域,从鼻内窥镜图像中提取与部分区域相对应的多个分块图像。

[0061] 在步骤320中,鼻腔肿物鉴别装置使用病变检测模型来基于鼻内窥镜图像和多个分块图像中的至少一个来检测是否存在病变。在一实施例中,可以使用鼻内窥镜图像和多个分块图像来训练病变检测模型。病变检测模型向鼻内窥镜图像和多个分块图像中的至少一个中包括的鼻腔区域的纹理(texture)和形状(shape)分配权重,并基于经加权的鼻腔区域的纹理和形状得到循环学习。病变检测模型在经过训练后可以区分鼻内窥镜图像是包括病变区域的病变图像还是不包括病变区域的常规图像。步骤320可以类似于图2中详细说明书的步骤230。

[0062] 在步骤330中,当检测到鼻内窥镜图像中存在病变时,鼻腔肿物鉴别装置通过结合鼻内窥镜图像与鼻腔区域计算机断层扫描(CT)图像来生成组合图像。步骤330可以类似于图2中详细说明书的步骤240。

[0063] 在步骤340中,鼻腔肿物鉴别装置可以利用基于神经网络的鉴别模型基于生成的组合图像来鉴别病变的鼻腔肿物。

[0064] 可以通过学习数据中的鼻内窥镜图像和鼻区域CT图像的组合图像来训练鉴别模型。鉴别模型在经训练后将病变区分为鼻息肉(nasal polyps)、内翻性乳头状瘤(inverted papilloma)和正常组织(normal tissue)中的任一种来鉴别病变的鼻腔肿物。

[0065] 图4是说明根据一实施例的从鼻内窥镜图像中提取多个分块图像(patch image)的过程的附图。

[0066] 本说明书中说明的训练装置和鼻腔肿物鉴别装置都可以从鼻内窥镜图像410中提取多个分块图像420。鼻内窥镜图像410对应于包括鼻腔区域的整体图像,分块图像420对应于整体图像的部分图像或鼻内窥镜图像410的部分图像。

[0067] 训练装置或鼻腔肿物鉴别装置可通过从鼻内窥镜图像410的整个区域中随机裁剪部分区域来提取与鼻内窥镜图像410中的部分区域相对应的多个分块图像420。另外,在另一实施例中,当基于由医务人员输入的用户输入或用户选择在鼻内窥镜图像410中设置病变区域的中心时,鼻腔肿物鉴别装置或训练装置可以通过裁剪包括被设置为病变区域中心的中心的部分区域,从鼻内窥镜图像410中提取与部分区域相对应的多个块图像420。

[0068] 图5是说明根据另一实施例的病变检测模型的附图。

[0069] 参照图5,病变检测模型可包括接收从鼻内窥镜图像提取的分块图像510的第一病变检测模型515和接收鼻内窥镜图像520的第二病变检测模型525。这里,分块图像510可以具有例如256\*256的分辨率,并且鼻内窥镜图像520可以具有例如512\*512的分辨率。第一病变检测模型515可包括卷积模型以及平均池化(average pooling以及mean pooling),并且第二病变检测模型525可包括卷积模型和平均池化(Global average pooling)。

[0070] 第一病变检测模型515和第二病变检测模型525中的至少一个可以包括InceptionResNetV2来从鼻内窥镜图像检测包括鼻息肉、内脏乳头状瘤和正常组织中任一种的病变。InceptionResNetV2可以由初始层和残差连接(residual connections)组成,其

中,残差连接(residual connections)包含连接到残差块的各种卷积块(或卷积滤波器)。InceptionResNetV2可以防止由于深度学习网络的深度而可能出现的梯度下降问题(gradient descent problem),还可以缩短训练时间。

[0071] 第一病变检测模型515和第二病变检测模型525可以在共享权重的同时得到循环学习或者转移学习。第一病变检测模型515和第二病变检测模型525的InceptionResNetV2可以首先基于ILSVRC 25(ImageNet Large Scale Visual Recognition Competition 25)来得到训练。这些基于卷积的神经网络不是从头开始学习,而是可以基于其他域数据集(domain data set)学习常规或其他医学图像的特征。可以在使用学习数据中包括的所有图像来预先得到学习的状态下仅微调最后一层,由此来训练第一病变检测模型515和第二病变检测模型525。

[0072] 根据现有技术,全分辨率鼻内窥镜图像中包括具有病变、器官和组织的复杂图案,这可能使有限数据集造成训练变得过于复杂。本文说明的病变检测模型可以接收从鼻内窥镜图像520提取的分块图像510作为输入,以改进现有技术的训练和调整。分块图像510可以对应于鼻内窥镜图像520的现有分辨率的一半。病变检测模型可以使用全分辨率鼻内窥镜图像520微调包括在病变检测模型的神经网络中的参数,以补偿分块图像510和鼻内窥镜图像520之间的图像差异。

[0073] 经训练的第一病变检测模型515可以接收分块图像510并且通过将接收到的分块图像510输入到卷积模型和平均池化来输出输出值。另外,经训练的第二病变检测模型525可通过接收鼻内窥镜图像520并将接收到的鼻内窥镜图像520输入到卷积模型和平均池化来获得输出值。

[0074] 从第一病变检测模型515输出的输出值和从第二病变检测模型525输出的输出值可以通过全连接层(Fully connected layer,FC)530和加权Softmax(weighted Softmax)函数535计算为分类结果540。例如,分类结果540可包括将病变区分为鼻息肉、内脏乳头状瘤和正常组织中任一种的结果,并且可包括病变是鼻息肉、内脏乳头状瘤和正常组织中的任一种的概率值。与概率值相关的二元分类的交叉熵成本函数可以表示为以下公式。

[0075] 公式1

[0076]  $\text{Loss}(y, f) = -y \log f - (1-y) \log (1-f)$

[0077] 这里,f和y可以分别表示与推断的概率值和输出值相对应的期望输出。

[0078] 图6是根据一实施例的训练装置的结构图。

[0079] 参照图6,训练装置600可包括图像预处理部610、病变检测模型训练部620、检测部630、组合图像生成部640和鉴别模型训练部650。这里,训练装置600可以对应于本说明书中说明的训练装置。

[0080] 图像预处理部610可从包括鼻腔区域的鼻内窥镜图像中提取多个分块图像。图像预处理部610可通过从鼻内窥镜图像的整个区域中随机裁剪部分区域,从鼻内窥镜图像中提取与部分区域对应的多个分块图像。在另一实施例中,当鼻内窥镜图像中设置了病变区域的中心时,图像预处理部610通过基于病变区域的中心裁剪部分区域,从鼻内窥镜图像中提取与部分区域对应的多个分块图像。

[0081] 病变检测模型训练部620可利用鼻内窥镜图像和提取的多个分块图像来训练基于神经网络的病变检测模型。病变检测模型训练部620向鼻内窥镜图像和经提取的多个分块

图像中的至少一个中包括的鼻腔区域的纹理 (texture) 和形状 (shape) 分配权重,并基于经加权的鼻腔区域的纹理和形状来使得病变检测模型得到循环学习 (curriculum learning)。

[0082] 检测部630可利用经训练的病变检测模型从鼻内窥镜图像中检测是否存在病变。

[0083] 当检测到鼻内窥镜图像中存在病变时,组合图像生成部640通过结合鼻内窥镜图像与鼻腔区域的计算机断层扫描 (CT) 图像来生成组合图像。

[0084] 鉴别模型训练部650基于生成的组合图像训练用于针对病变来鉴别鼻腔肿物 (nasal cavity masses) 的基于神经网络的鉴别模型。

[0085] 由上述图像预处理部610、病变检测模型训练部620、检测部630、组合图像生成部640和鉴别模型训练部650执行的操作可以由包括一个或多个处理器和存储器的装置来执行。例如,预处理部610、病变检测模型训练部620、检测部630、组合图像生成部640和鉴别模型训练部650的操作可以由执行存储器中存储的指令的处理器来执行。

[0086] 图7是根据一实施例的鼻腔肿物鉴别装置的结构图。

[0087] 参照图7,鼻腔肿物鉴别装置700可包括图像预处理部710、检测部720、组合图像生成部730和鼻腔肿物鉴别部740。这里,鼻腔肿物鉴别装置700可以对应于本说明书中说明的鼻腔肿物鉴别装置。

[0088] 图像预处理部710可从包括鼻腔区域的鼻内窥镜图像中提取多个分块图像。另外,检测部720可使用病变检测模型基于鼻内窥镜图像和多个分块图像中的至少一个来检测是否存在病变。

[0089] 当检测到鼻内窥镜图像中存在病变时,组合图像生成部730通过结合鼻内窥镜图像与鼻腔区域的计算机断层扫描 (CT) 图像来生成组合图像,并且鼻腔肿物鉴别部740可以利用基于神经网络的鉴别模型基于生成的组合图像来鉴别病变的鼻腔肿物。

[0090] 由上述图像预处理部710、检测部720、组合图像生成部730和鼻腔肿物鉴别部740执行的操作可以由包括一个或多个处理器和存储器的装置来执行。例如,图像预处理部710、检测部720、组合图像生成部730和鼻腔肿物鉴别部740的操作可以由执行存储器中存储的指令的处理器来执行。

[0091] 以上说明的装置能够通过硬件构成要素、软件构成要素,和/或硬件构成要素及软件构成要素的组合实现。例如,实施例中说明的装置及构成要素,能够利用例如处理器、控制器、算术逻辑单元 (arithmetic logic unit, ALU)、数字信号处理器 (digital signal processor)、微型计算机、现场可编程阵列 (field programmable array, FPA)、可编程逻辑单元 (programmable logic unit, PLU)、微处理器、或能够执行与应答指令 (instruction) 的任何其他装置等的一个以上的通用计算机或特殊目的计算机进行体现。处理装置能够执行操作系统 (OS) 及在所述操作系统中执行的一个以上的应用软件。并且,处理装置应答软件的执行,从而访问、存储、操作、处理及生成数据。为方便理解,说明了仅具有一个处理装置的方式,但本领域普通技术人员应理解处理装置能够包括多个处理元件 (processing element) 和/或多个类型的处理要素。例如,处理装置能够包括多个处理器或一个处理器及一个控制器。并且,也能够包括类似于并行处理器 (parallel processor) 的其他处理配置 (processing configuration)。

[0092] 软件能够包括计算机程序 (computer program)、代码 (code)、指令

(instruction), 或其中的一个以上的组合, 能够使处理装置按照所期待的方式操作, 或者, 单独或共同(collectively)命令处理装置。为通过处理装置进行解释或者向处理装置提供命令或数据, 软件和/或数据能够永久或临时体现于(embodiment)任何类型的设备、构成要素(component)、物理装置、虚拟装置(virtual equipment)、计算机存储介质或装置, 或者传送的信号波(signal wave)。软件分布于通过网络连接的计算机系统上, 能够以分布式存储或执行。软件及数据能够存储于一个以上的计算机可读存储介质中。

[0093] 根据实施例的方法以能够通过多种计算机手段执行的程序命令的形式体现, 并记录在计算机可读介质中。所述计算机可读介质能够以单独或者组合的形式包括程序命令、数据文件、数据结构等。记录在所述介质的程序指令能够是为实现实施例而特别设计与构成的指令, 或者是计算机软件领域普通技术人员能够基于公知使用的指令。计算机可读记录介质能够包括硬盘、软盘以及磁带等磁性介质(magnetic media); 与CD-ROM、DVD等类似的光学介质(optical media); 与光磁软盘(floptical disk)类似的磁光介质(magneto-optical media), 以及与只读存储器(ROM)、随机存取存储器(RAM)、闪存等类似的为存储并执行程序命令而特别构成的硬件装置。程序指令的例子不仅包括通过编译器生成的机器语言代码, 还包括通过使用解释器等能够由计算机执行的高级语言代码。

[0094] 为执行实施例的操作, 所述硬件装置能够构成为以一个以上的软件模块实现操作的方式, 反之亦然。

[0095] 综上, 通过有限的附图对实施例进行了说明, 本领域普通技术人员能够基于所述记载进行多种更改与变形。例如, 所说明的技术按照与说明的方法不同的顺序执行, 和/或所说明的系统、结构、装置、电路等构成要素按照与说明的方法不同的形态进行结合或组合, 或者由其他构成要素或者等同物置换或代替, 也能得到适当的结果。

[0096] 因此, 其他体现、其他实施例及与权利要求的等同物均属于所附权利要求书的范围。

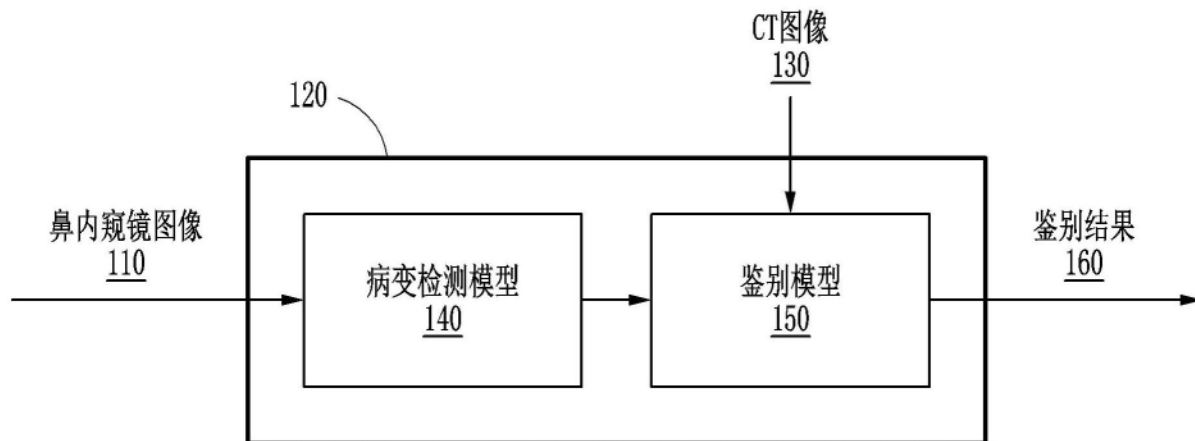


图1

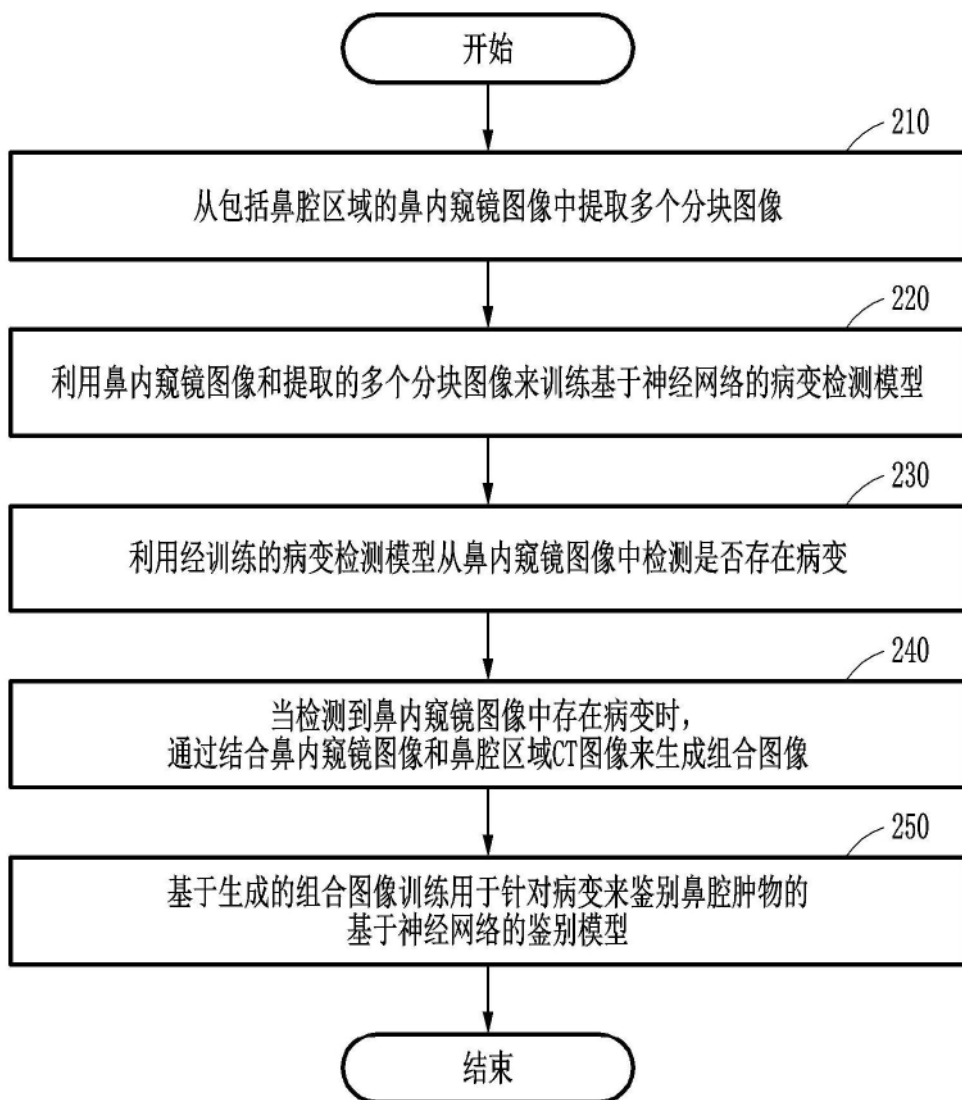


图2

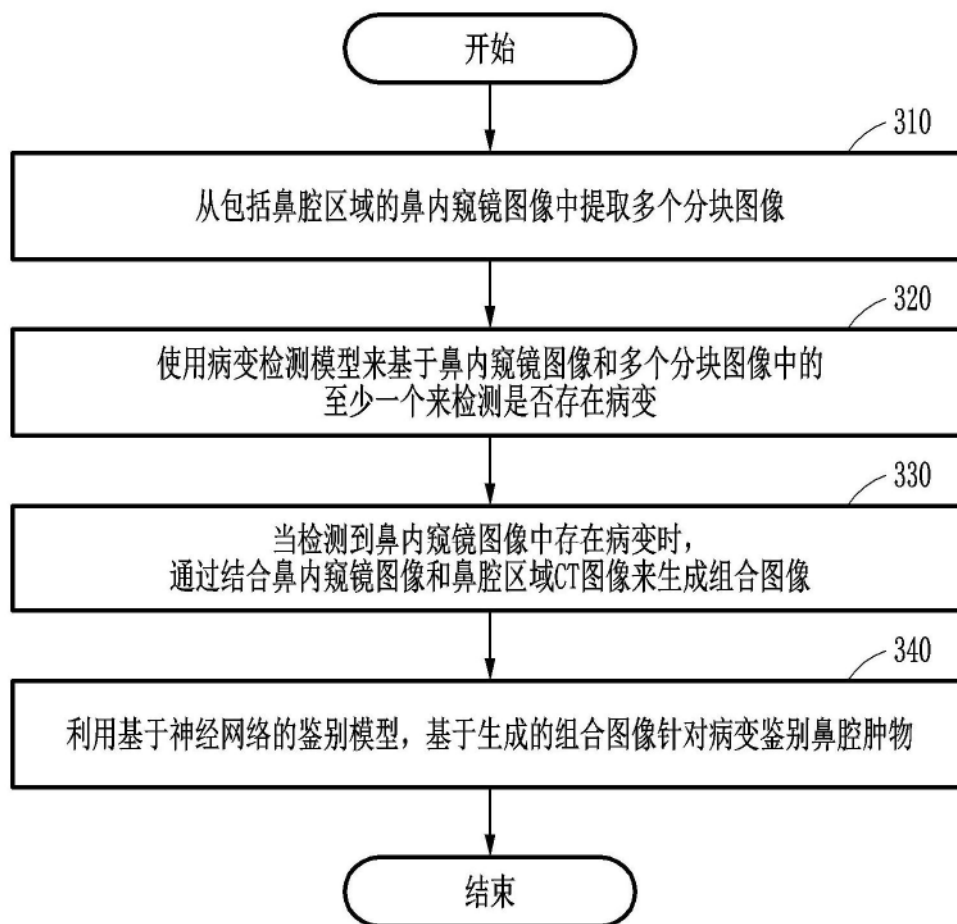


图3

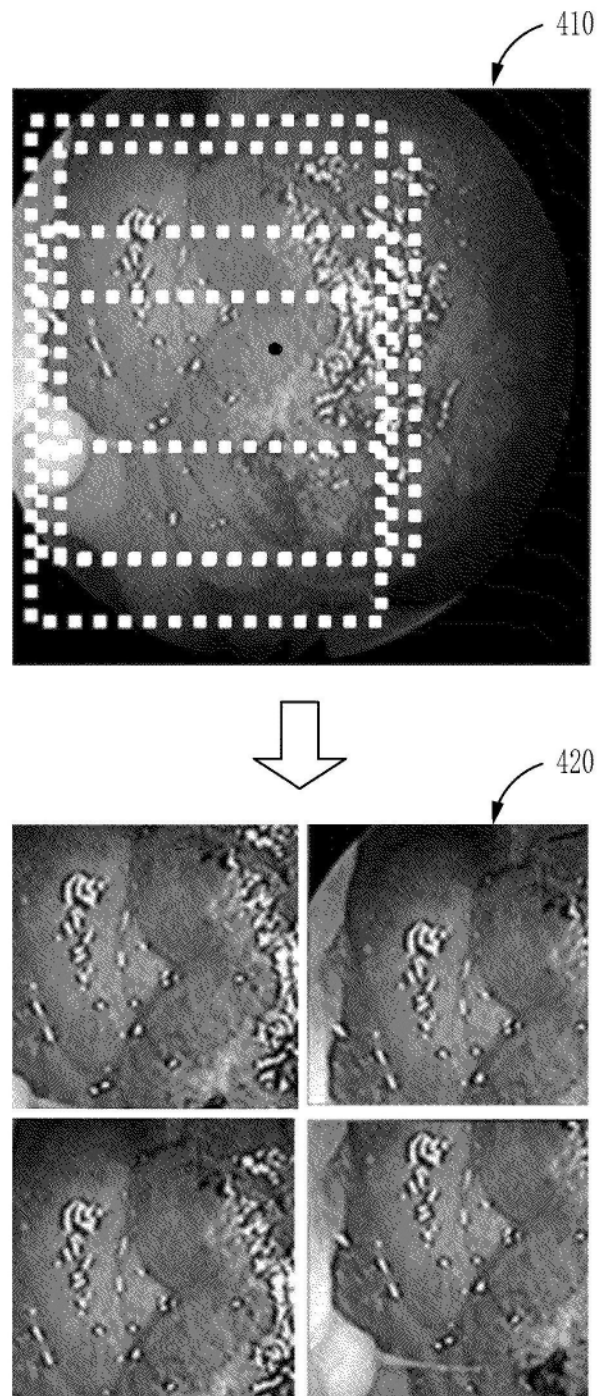


图4

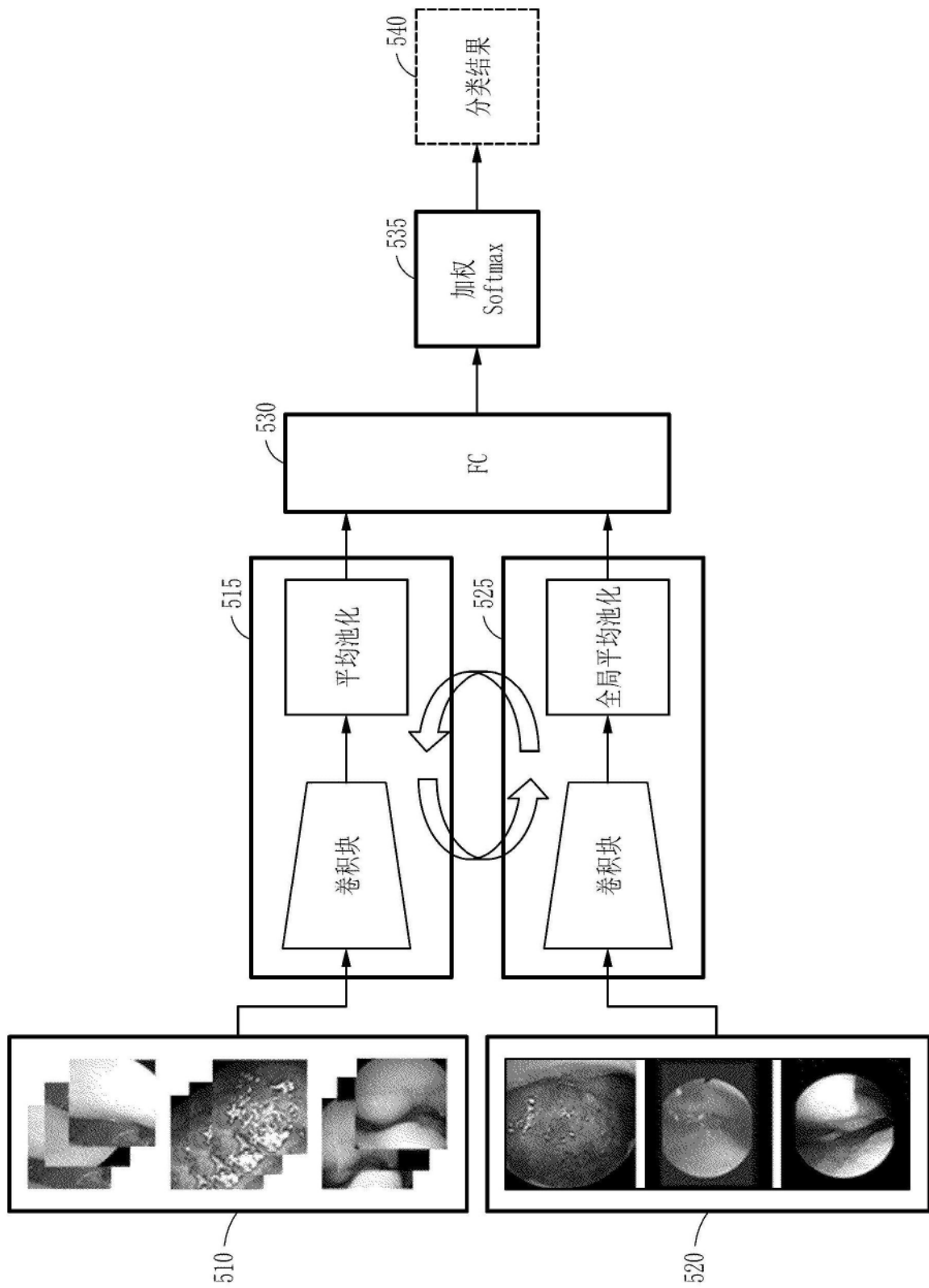


图5

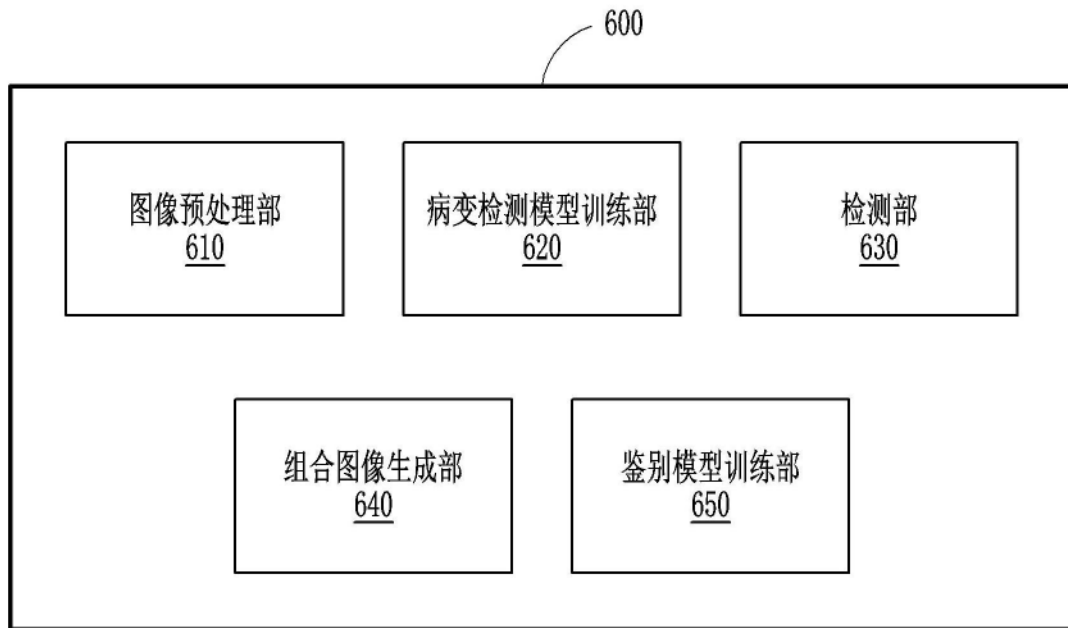


图6

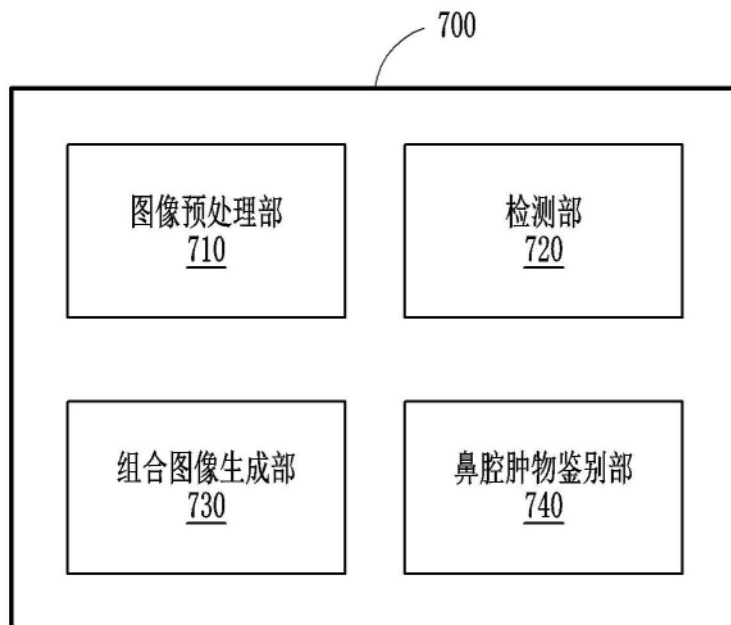


图7